

인공신경망과 유전적 프로그래밍을 이용한 선체 곡가공 M/H 추론 및 비교

신용욱* · 하득기* · 조문희* · 김수영*
*부산대학교 조선해양공학과

Shell platings manufacturing M/H inference and comparison using Artificial Neural Network and Gentic Programming

YONG-WOOK SHIN*, DUK-KI HA*, MOON-HEE JO* AND SU-YOUNG KIM*
*Pusan National University Group of Civil Naval Architecture & Ocean Engineering

KEY WORDS: Hull Form 선형, Man Hour 가공공수, Life cycle cost 수명주기원가 Artificial Neural Network 인공신경망 Genetic Programming 유전적 프로그래밍

ABSTRACT: Hull form designers have to design a ship with satisfying an economical, technical and environmental demand. When it is concerned by a technical and environmental demand, there will be a economical demand left to criticize optimization. In this case, there were used to be requirements which needs to meet only a best performance not concerning about input of Human resource. Life cycle's cost contains building cost and operation cost so that now we need to check Man Hour cost in building a ship. This research shows a correlation between hull form information, i.e. curvature, length, breadth and thickness of surface and Man Hour of the Shell plating manufacture with using Artificial Neural Network and Gentic Programming. This study will support to classify initial work, to have a high assumption possible through predicting a Man Hour and to provide a guide book to infer a building cost and a economical optimization hull form.

1. 서 론

선박건조 시 설계자는 경제적, 기술적, 환경적 요구사항들을 만족시키는 선형을 설계한다. 대부분의 경우 기술적, 환경적 제약조건을 만족시키면 경제적 요구조건이 최적선의 판단기준으로 남게 된다. 그리고 이 경우, 경제적인 선형이란 성능 최대화를 목표로 결정되어왔고 생산시의 가공공수가 경제적으로 치환되어 고려되지는 않았다. 그러나 선박의 Lifecycle 비용은 초기 건조비와 운용비의 합이므로 건조 시 선가에 영향을 주는 가공공수(Man Hour)의 검토가 필요하다. 본 연구에서는 곡률, 길이, 폭, 두께와 같은 선체외판 형상정보와 외판 가공의 Man Hour사이의 상관관계를 인공신경망과 유전적 프로그래밍을 사용하여 비교해 보았다. 이는 생산 현장에서의 초기 작업 분류를 지원하고, 가공공수의 예측을 통해 건조비의 정도(精度) 높은 추정을 가능케 하며, 경제적인 최적선형의 결정을 유도할 수 있는 지침을 제공할 것이다.

2. 인공신경망 이용

제1저자 신용욱 연락처: 부산광역시 금정구 장전동 산30

051-510-2754 syw9370@hotmail.com

2.1 인공신경망

인공신경망은 반복적으로 입력된 정보에 대하여 각 입력 신호의 가중치를 목적에 맞도록 변화시킴으로써 학습(훈련)을 할 수 있다. 학습을 수행한 신경망은 입력된 정보를 기억할 수 있으며 인간 두뇌와 같이 비결정적인 특성을 가지고 있기 때문에 약간 틀리거나 비슷한 입력을 인식할 수 있다. 이러한 특징은 인공지능 분야의 영상인식이나 자연언어처리, 음성인식, 필기체 문자 인식 등의 분야에서 매우 유용하다는 평가를 받고 있다. (Laurene Fausett 1994, Valluru B. Rao and Hayagriva V. Rao 1993)

2.2 적용 예

인공신경망을 이용하기 위해서 가장 중요한 것은 그 특징을 잘 나타낼 수 있는 입력과 이에 대한 출력이 필요하다. 선체 외판의 기하학적 특성 및 가공단위별 pcs'수를 입력으로 하고 현장 경험에 의한 M/H를 출력으로 삼았다. (김태건, 2002)

선체 외판의 기하학적 특성은 공간상의 각점의 위치를 세 개의 좌표값으로 나타내어야 하는 offset 대신에 가우시안 곡률값의 조합으로 파악하였다. Fig. 1은 Waterline과 Section을 각각 10*20등분하여 이들 교점들의 가우시안 곡률값을 나타낸 것

이다.

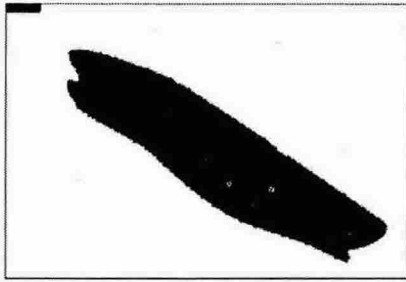


Fig. 1 A Gaussian Network for Input

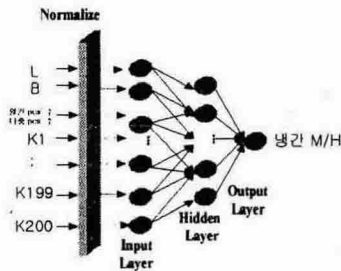


Fig. 2 Artificial Neural Network structure for Cold M/H inference

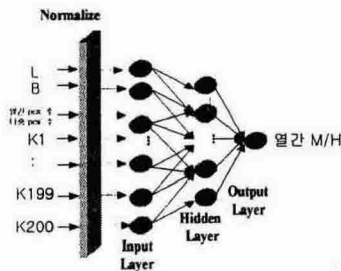


Fig. 3 Artificial Neural Network structure for Hot M/H inference

학습에 사용한 신경망 구조는 Fig. 2, 3과 같이 두 개의 구조로 나누어서 사용하였다. Fig. 2는 냉간 M/H, Fig. 3은 열간 M/H를 위한 구조이다 그리고 각각의 신경망 구조는 왼쪽에서부터 입력층, 은닉층, 출력층의 3개의 층을 가진 것과 은닉층이 2개인 4개의 층을 가진 것이 있다 여기서는 입력층, 은닉층, 출력층 3개의 층으로 이루어진 구조를 사용하였다.

1) 냉간가공

Table 1 Input of the Cold manufacturing

No	호선 번호	L	B	Roll pcs' 수	너클 pcs' 수	가우시안 곡률값 200개	실제 M/H	구분
1	B1_H1	195	27.4	527	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1018.4	검증
2	B1_H2	204	32.2	527	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1018.4	학습
3	B1_H3	196	29.8	527	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1018.4	학습
4	B2_H1	230	32.2	635	20	각 점에서의 가우시안 곡률값	1253.9	학습
5	B2_H2	278.5	32.2	635	20	각 점에서의 가우시안 곡률값	1253.9	학습
6	B3_H1	286.56	40	769	6	각 점에서의 가우시안 곡률값	1462.2	학습
7	C3-H1	267	46.3	526	44	각 점에서의 가우시안 곡률값	1063.2	검증
8	C3-H2	264	48	526	44	각 점에서의 가우시안 곡률값	1063.2	학습
9	D1-H1	266	43.4	722	74	각 점에서의 가우시안 곡률값	1619.8	학습
10	E2_H1	226	32.26	525	22	각 점에서의 가우시안 곡률값	1045.7	학습

Table 2 Inference data of the Cold manufacturing M/H

	선종	실제M/H	추론M/H	오차율(%)
1	B1_H1	1018.4	1025.284	0.68
2	B1_H2	1018.4	1022.846	0.44
3	B1_H3	1018.4	1018.443	0.00
4	B2_H1	1253.9	1255.4	0.12
5	B2_H2	1253.9	1254.021	0.01
6	B3_H1	1462.2	1462.384	0.01
7	C3_H1	1063.2	1066.623	0.32
8	C3_H2	1063.2	1066.82	0.34
9	D1_H1	1619.8	1607.03	0.79
10	E2_H1	1045.7	1043.044	0.25

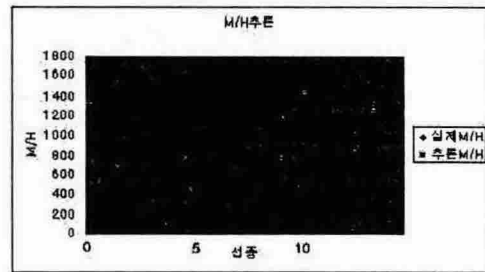


Fig. 4 A comparison graph of the Cold manufacture M/H between real M/H and inference M/H

2) 열간가공

Table 3 Input of the Hot manufacturing

No	호선 번호	L	B	열간 pcs' 수	다중 pcs' 수	가우시안 곡률값 200개	실제 M/H	구분
1	B1_H1	195	27.4	235	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1309	검증
2	B1_H2	204	32.2	235	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1309	학습
3	B1_H3	196	29.8	235	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1309	학습
4	B2_H1	230	32.2	286	18	각 점에서의 가우시안 곡률값	1392	학습
5	B2_H2	278.5	32.2	286	18	각 점에서의 가우시안 곡률값	1392	학습
6	B3_H1	286.56	40	242	29	각 점에서의 가우시안 곡률값	1402.5	학습
7	C3-H1	267	46.3	252	45	각 점에서의 가우시안 곡률값	1422.3	검증
8	C3-H2	264	48	252	45	각 점에서의 가우시안 곡률값	1422.3	학습
9	D1-H1	266	43.4	231	0	각 점에서의 가우시안 곡률값	1431	학습
10	E2_H1	226	32.26	228	38	각 점에서의 가우시안 곡률값	1379	학습

Table 4 Inference data of the Hot manufacturing M/H

	선종	실제M/H	추론M/H	오차율(%)
1	B1_H1	1309	1310.165	0.09
2	B1_H2	1309	1309.024	0.00
3	B1_H3	1309	1309.27	0.02
4	B2_H1	1392	1392.115	0.01
5	B2_H2	1392	1393.155	0.08
6	B3_H1	1402.5	1402.999	0.04
7	C3_H1	1422.3	1423.099	0.06
8	C3_H2	1422.3	1421.566	0.05
9	D1_H1	1431	1430.797	0.01
10	E2_H1	1379	1380.454	0.11

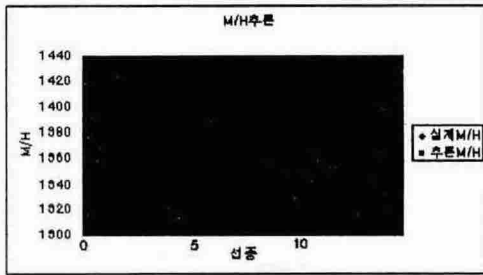


Fig. 5 A comparison graph of the Hot manufacture M/H between real M/H and inference M/H

2.3 인공신경망의 추론결과

Table 1과 3에서 보듯이 10척 중 1번과 7번을 제외한 8척의 선종을 학습시키고 냉간가공, 열간가공 M/H를 추론해 보았고 1번과 7번의 선종은 검증데이터로 사용하였다. 검증 선종의 결과를 보면 냉간가공 M/H의 경우 (Table 2)는 오차율은 B1_H1, 0.68%, C3_H1, 0.32% 열간가공 M/H의 경우 (Table 4)는 B1_H1, 0.09%, C3_H1, 0.06%로 아주 정도 높은 추정을 하고 있다. Fig. 4와 5는 냉간가공과 열간가공의 실제M/H와 추론 M/H를 그래프로써 비교해서 보여 주고 있다. 둘 다 아주 정도 높은 추론을 하고 있음을 보여 준다.

3. 유전적 프로그래밍 이용

3.1 유전적 프로그래밍

유전적 프로그래밍은 90년 MIT대학의 John R.Koza에 의해 시작된 진화적 알고리즘의 하나로서 자연계의 진화과정을 컴퓨터에서 시뮬레이션 함으로써 실세계의 문제를 해결하고자 하는 계산 모형이다. 유전적 프로그래밍의 기본 특성은 어떤 입력을 가지고 원하는 출력을 낼 수 있는 프로그램의 발견에 대한 진화적 접근이다. (John R. Koza 1992, John R. Koza 1994)

3.2 적용 예

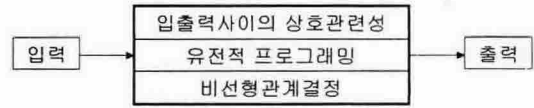


Fig. 6 A Genetic Programming System

입력데이터를 길이, 폭, 높이, 런부길이와 엔트런스부길이를 포함한 총 5개로 구성하였다. 이러한 입력 입력데이터들을 통하여 유전적 프로그래밍은 냉간가공과 열간가공 M/H를 추론해 보았다.

1) 냉간가공

Table 5 Input of the Cold manufacturing

선종	L	B	D	R	E	실제M/H	구분	
1	B1_H1	195	27.4	15.8	87.75	97.5	1018.4	검증
2	B1_H2	204	32.2	19	91.8	112.2	1018.4	학습
3	B1_H3	196	29.8	16.4	90.16	105.84	1018.4	학습
4	B2_H1	230	32.2	19	115	115	1253.9	학습
5	B2_H2	278.5	32.2	21.4	121.6	156.9	1253.9	학습
6	B3_H1	286.56	40	24.2	143.28	143.28	1462.2	학습
7	C3_H1	267	46.3	23.5	113.475	80.1	1063.2	검증
8	C3_H2	264	48	23.2	112.2	79.2	1063.2	학습
9	D1_H1	266	43.4	26	106.4	106.4	1619.8	학습
10	E2_H1	226	32.26	32.45	113	101.7	1045.7	학습

Table 6 Inference data of the Cold manufacturing M/H

선종	실제M/H	추론 M/H	오차율(%)	
1	B1_H1	1018.4	1000.81	1.73
2	B1_H2	1018.4	1048.34	2.94
3	B1_H3	1018.4	1005.46	1.27
4	B2_H1	1253.9	1221.45	2.59
5	B2_H2	1253.9	1252.40	0.12
6	B3_H1	1462.2	1460.29	0.13
7	C3_H1	1063.2	1135.47	6.80
8	C3_H2	1063.2	1064.01	0.08
9	D1_H1	1619.8	1629.70	0.61
10	E2_H1	1045.7	1049.64	0.38

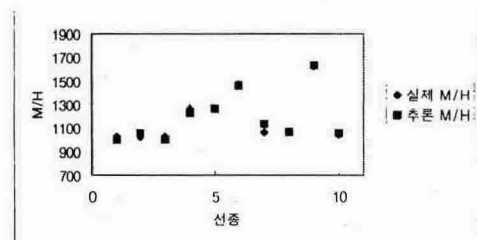


Fig. 6 A comparison graph of the Cold manufacture M/H between real M/H and inference M/H

2) 열간가공

Table 7 Input of the Hot manufacturing

선종	L	B	D	R	E	실제M/H	구분
1	B1_H1	195	27.4	15.8	87.75	97.5	검증
2	B1_H2	204	32.2	19	91.8	112.2	학습
3	B1_H3	196	29.8	16.4	90.16	105.84	학습
4	B2_H1	230	32.2	19	115	115	학습
5	B2_H2	278.5	32.2	21.4	121.6	156.9	학습
6	B3_H1	286.56	40	24.2	143.28	143.28	학습
7	C3_H1	267	46.3	23.5	113.475	80.1	검증
8	C3_H2	264	48	23.2	112.2	79.2	학습
9	D1_H1	266	43.4	26	106.4	106.4	학습
10	E2_H1	226	32.26	32.45	113	101.7	학습

Table 8 Inference data of the Hot manufacturing M/H

선종	실제M/H	추론 M/H	오차율(%)	
1	B1_H1	1309	1279.94	2.22
2	B1_H2	1309	1299.53	0.72
3	B1_H3	1309	1314.99	0.46
4	B2_H1	1392	1377.45	1.05
5	B2_H2	1392	1408.41	1.18
6	B3_H1	1402.5	1416.13	0.97
7	C3_H1	1422.3	1392.45	2.10
8	C3_H2	1422.3	1423.96	0.12
9	D1_H1	1431	1450.51	1.36
10	E2_H1	1379	1379.07	0.01

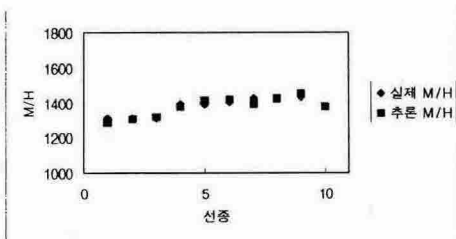


Fig. 7 A comparison graph of the Hot manufacture M/H between real M/H and inference M/H

3.3 유전적 프로그래밍 결과

Table 5와 7에서 보듯이 8척의 선종을 학습시키고 1번과 7번의 선종을 학습에 참여시키지 않고 냉간가공 및 열간가공 M/H를 추론해보았고, 1번과 7번의 선종은 검증 데이터로 사용하였다. 8척에 대한 냉간가공 M/H (Table 6) 학습의 평균 오차율은 1.01%였으며, 검증선종 B1_H1은 오차율이 1.73%, C3_H1은 6.8%였다. 8척에 대한 열간가공 M/H (Table 8) 학습의 평균 오차율은 0.73%였으며, 검증 선종 B1_H1의 오차율은 2.22%, C3_H1은 2.1%였다. 냉간가공 M/H 추정보다 열간가공 M/H 추정이 다소 정확함을 알 수 있다. Fig. 4와 5는 냉간가공과 열간가공의 실제M/H와 추론 M/H를 그래프로써 비교해서 보여 주고 있다. 둘 다 아주 정도 높은 추론을 하고 있음을 보여 준다.

4. 인공신경망과 유전적 프로그래밍 비교

인공신경망과 유전적 프로그래밍 모두 정도 높은 추론을 하

고 있다. 학습에 참여하지 않은 2척의 검증에서 오차율이 인공신경망의 경우 냉간가공에서 B1_H1은 0.68%, C3_H1은 0.32% 열간가공의 경우 B1_H1은 0.09%, C3_H1은 0.06% 유전적 프로그래밍의 경우 냉간가공에서 B1_H1은 1.73%, C3_H1은 6.8% 열간가공의 경우 B1_H1은 2.22% C3_H1의 경우 2.10%로 나타났다. 이상 내용을 Table 9로 나타내어 보면 인공신경망과 유전적 프로그래밍 모두 냉간가공 M/H 보다 열간가공 M/H가 다소 정확하게 추정함을 볼 수 있다.

Table 9 Inference data comparison between Artificial Neural Network and Genetic Programming

선종	구분	인공신경망		유전적 프로그래밍	
		냉간	열간	냉간	열간
B1_H1		0.68	0.09	1.73	2.22
C3_H1		0.32	0.06	6.8	2.10

5. 결론

인공신경망과 유전적 프로그래밍으로 냉간가공과 열간가공의 M/H추정을 시도 했다. 연구결과는 두 방법 모두 현장의 실제 M/H를 추정 가능함을 나타낸다. 그리고 본 연구는 선종별로 분류하여 학습 및 추론 한다면 현장에서의 실제 M/H를 보다 정도 높은 추론 결과를 얻을 수 있을 것이다.

후 기

본 연구에 도움을 주신 김수영 교수님 및 하득기, 조문희 학우에게 감사드립니다.

참 고 문 헌

Laurene Fausett, "Fundamentals of Neural Networks: architectures, algorithms, and applications", Prentice-Hall, Inc., 1994.
 Valluru B. Rao and Hayagriva V. Rao, "C++ Neural Networks and Fuzzy logic", Management Information Source, Inc., pp. 103 - 407, 1993.
 김태진, "신경망을 이용한 선박 외판 분류 자동화에 관한 연구", 석사학위 논문, 부산대학교, 2002.
 Genetic Programming : on the programming of computers by means of natural selection John R. Koza MIT Press 1992
 Genetic Programming II : automatic discovery of reusable programs John R. Koza MIT Press 1994

2003년 10월 10일 원고 접수